



# Classification de signaux électromyographiques en vue de la commande automatique d'une main artificielle

Stéphane Huet

## ► To cite this version:

Stéphane Huet. Classification de signaux électromyographiques en vue de la commande automatique d'une main artificielle. 3ème conférence pour l'essor des technologies d'assistance (Handicap 2004), 2004, Paris, France. hal-02021371

**HAL Id: hal-02021371**

**<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02021371>**

Submitted on 15 Feb 2019

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# Classification de signaux électromyographiques en vue de la commande automatique d'une main artificielle

Stéphane Huet  
Insa de Rennes/Irisa

Stephane.Huet@irisa.fr

## Résumé

*Les signaux électromyographiques (EMG) sont des signaux électriques complexes et bruités pouvant être enregistrés au niveau des muscles. Cet article présente une synthèse sur les méthodes permettant de classer ces signaux pour le contrôle de mains ou de bras artificiels.*

## 1 Principes de la classification

### 1.1 La mesure des signaux EMG

Un électromyogramme (EMG) est un potentiel électrique généré au niveau des fibres musculaires quand les muscles sont contractés. Il permet d'obtenir des informations sur l'état des muscles. Pour détecter ces signaux, deux types d'appareil de mesure sont utilisés.

**Les électrodes à aiguille** Elles touchent directement la fibre musculaire. Elles permettent d'obtenir le signal émis par une seule fibre mais présentent l'inconvénient d'abîmer la peau et le tissu musculaire.

**Les électrodes de surface** Elles sont fixées sur la peau au niveau du muscle ciblé. Elles fournissent le signal émis par un ensemble de fibres musculaires et non plus d'une seule comme précédemment. Parmi les électrodes de surface, on distingue :

- les *électrodes humides* à base de gel Ag/AgCl, à usage unique et à durée de vie limitée.
- les *électrodes sèches*, réutilisables et à plus grande durée de vie. Leur impédance électrique est haute et instable et la transpiration déforme légèrement le signal.

### 1.2 Utilisations des EMG

Nous nous intéressons aux EMG de surface en vue de la commande d'une prothèse de main ou de bras. La prothèse EMG utilise les signaux électromyographiques générés par les muscles partiellement perdus par l'amputé. Elle repose sur le fait que celui-ci a conservé le "fantôme" des fonctions que possédait son membre.

Les appareils disponibles aujourd'hui sur le marché ne sont toujours pas satisfaisants : les mains artificielles permettent uniquement de faire des commandes simples (ouvrir et fermer la main) et ne sont pas adaptées à un individu particulier.

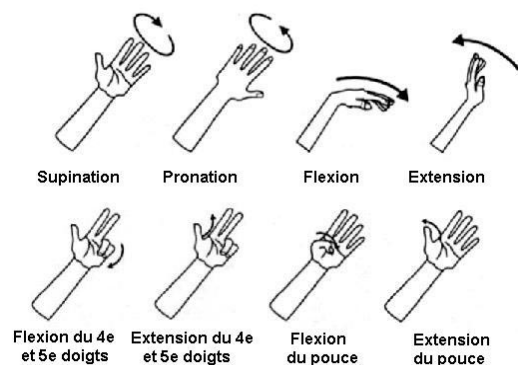


Figure 1 – Mouvements du poignet et de la main

Les mains artificielles peuvent être commandées en utilisant deux types de signaux :

- des mouvements *simples* : la supination, la pronation, la flexion ou encore l'extension et, pour les mouvements des doigts, la flexion et l'extension du pouce ou d'un ensemble de doigts (fig. 1).
- des mouvements *préhensiles*, avec coordination des mouvements pour saisir des objets. Il y a 4 types majeurs de prises [17] qui dépendent de la forme de l'objet à saisir : le pincement et les saisies cylindriques, sphériques et latérales (fig. 2).

### 1.3 Les étapes de la classification

Les EMG de surface sont des signaux complexes et bruités. Avant de pouvoir être classés en vue de la commande d'interfaces comme une main artificielle, ils doivent subir plusieurs traitements.

**Filtrage du signal.** L'amplitude des EMG détectés est de 10mV maximum. La détection est facilement affectée par le bruit (changement de température, choc au niveau des électrodes, interférences entre les

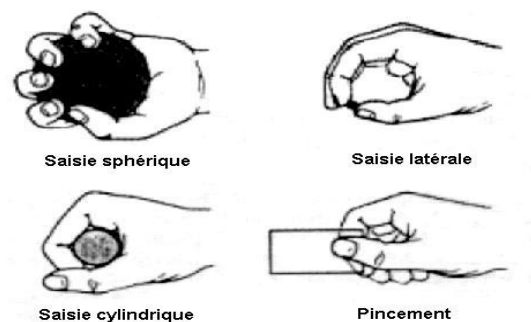


Figure 2 – Principaux mouvements préhensiles

signaux émis par les muscles voisins, etc.) ou les inductions électrostatiques et électromagnétiques engendrées par les sources d'alimentation électriques. Le signal doit donc être amplifié et filtré. On utilise ensuite des méthodes de *reconnaissance de forme* (fig. 3).

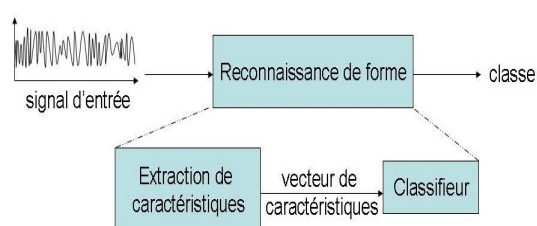


Figure 3 – Phases de la reconnaissance de formes.

**L'extraction de caractéristiques** Il s'agit d'extraire des signaux des informations qui faciliteront la classification, comme, par exemple, les fréquences, l'énergie dans telle bande de fréquence, etc. On dispose alors de vecteurs de caractéristiques.

**La classification** La seconde étape consiste à déterminer quelles sont les caractéristiques qui correspondent à une classe donnée, par apprentissage qui peut être supervisé ou non supervisé. L'apprentissage *supervisé* est effectué à partir de données étiquetées. L'apprentissage *non supervisé* est effectué sur des données sur lesquelles on ne possède aucune connaissance a priori.

## 1.4 Spécificités des signaux générés

Les signaux EMG présentent la particularité d'être générés par des êtres humains, ce qui crée des contraintes sur les méthodes de classification.

**Adaptation aux variations entre les individus.** La relation existant entre les informations d'entrée et la classe est généralement assez réduite, en raison

des différences interindividuelles parmi lesquelles on trouve les variations physiques (p.ex. la taille, le poids, la corpulence) et les variations psychologiques (p.ex. l'aptitude cognitive, la réponse conditionnée, l'apprentissage moteur). Suivant les individus, la même information ne donnera pas lieu à la même interprétation, ce qui signifie que le processus de classification doit être personnalisé.

De plus, dans le cas de la commande d'une main ou d'un bras artificiel, les signaux mesurés seront différents suivant que l'opérateur est amputé ou non. Ainsi, les muscles endommagés deviennent plus faibles et la quantité de tissu gras augmente en retour après l'amputation. Ceci conduit à un affaiblissement des signaux EMG et donc à un signal plus bruité, ce qui rend la classification plus difficile [14].

**Adaptation temps réel.** Les signaux peuvent subir une modification au cours du temps. On peut citer :

- les *changements à long terme* de la part de l'opérateur ou des appareils de mesure. Ces changements progressent lentement et peuvent donc être traités à l'aide d'ajustements mineurs.
- les *changements à court terme* dus à l'opérateur. Celui-ci modifie ses gestes au cours des premières étapes d'entraînement. A cela, il faut ajouter d'autres variations physiologiques qui modifient l'EMG au cours du temps. Le sueur peut aussi altérer le signal au cours de l'effort physique, de même que la fatigue.

Le classifieur doit donc adopter un mécanisme d'adaptation en temps réel pour prendre en compte les modifications, sans calculs importants, car le temps de réponse doit demeurer en dessous de 300ms : ceci correspond au seuil de latence acceptable par l'opérateur pour contrôler une main ou un bras artificiel. De plus, une partie importante de ce temps va être requise pour avoir assez d'échantillons pour l'extraction de caractéristiques. Ceci laisse moins de 100ms pour l'extraction et la classification [10].

## 2 L'extraction des caractéristiques

### 2.1 Les caractéristiques nécessaires

Les prothèses qui sont aujourd'hui disponibles commercialement ne permettent de contrôler qu'un seul appareil tel qu'une main, un coude ou un poignet, car elles se basent seulement sur une estimation de l'amplitude et de la fréquence de changement du signal, ce qui est insuffisant [5]. Il est donc nécessaire

d'extraire d'avantage d'informations.

Il a été montré dans [10] qu'une structure temporelle significative existe dans les signaux EMG *transitoires*. En outre, cette structure est distincte selon le type de contraction effectuée au cours de mouvements du bras. Par conséquent, la structure du signal peut être utilisée pour effectuer la discrimination de motifs.

De nombreuses caractéristiques ont été extraites au cours de différentes études pour essayer de discriminer au mieux les classes. On peut citer :

- des caractéristiques dans le domaine du temps comme la moyenne de la valeur absolue, le taux de changement de signe du signal [10] ;
- les paramètres de modèles auto-régressifs [2] : il a en effet été montré qu'un signal EMG dans un intervalle de temps de 0,2-0,3 seconde peut être modélisé par un modèle auto-régressif d'ordre 4 ;
- des caractéristiques dans le domaine temps-fréquence [5] telles que les transformées de Fourier, en ondelettes ou en paquets d'ondelettes. Ce type de caractéristique est particulièrement utile pour détecter les mouvements transitoires ;
- des histogrammes, etc.

## 2.2 Sélection des caractéristiques

Trois critères d'évaluation ont été définis dans [1].

1. *La séparation maximale des classes* : la séparation inter-classe doit être maximale avec un chevauchement minimum. Ce critère permet de s'assurer que le taux d'erreur de classification résultant est le plus faible possible.
2. *La robustesse* : les caractéristiques sélectionnées doivent préserver le plus possible la séparation des classes dans un environnement bruité.
3. *La complexité* : la complexité de calcul doit être restreinte de manière à ce que la procédure de reconnaissance des signaux EMG puisse être implémentée avec un dispositif matériel raisonnable et en temps réel.

En comparant 19 caractéristiques pour le contrôle d'une prothèse de main, cette étude est arrivée à la conclusion que l'énergie des coefficients d'ondelette à neuf échelles et les coefficients cepstraux étaient les deux caractéristiques qui respectaient le mieux les critères ci-dessus.

## 3 Classification des signaux EMG

### 3.1 Réduction de la dimension

Cette étape consiste à réduire la dimension de l'espace des caractéristiques de manière à ne retenir que les informations qui sont importantes pour la discrimination entre les classes et d'éliminer les autres. Son principal intérêt est qu'un classifieur qui a moins d'entrées a moins de paramètres adaptatifs à déterminer et possède de meilleures propriétés de généralisation. Il existe deux stratégies : la sélection et la projection de caractéristiques.

**La sélection de caractéristiques.** Les méthodes de sélection tentent de déterminer le meilleur sous-ensemble dans l'ensemble original des caractéristiques. Elles reposent sur une évaluation automatique des caractéristiques extraites.

Englehart *et al.* utilisent une méthode supervisée basée sur un critère de séparation des classes selon la distance euclidienne [5]. Huang *et al.* emploient une autre méthode supervisée basée sur des algorithmes génétiques et une mesure floue. Les ambiguïtés intra-classes et inter-classes sont d'abord mesurées. Puis un index flou d'évaluation de caractéristique est calculé pour donner une mesure globale de la séparation et de la compacité de la structure des classes dans l'espace des caractéristiques [9]. Enfin, Nishikawa a utilisé un procédé d'interpolation dans le domaine temps-fréquence, qui permet d'unifier les informations étendues sur le spectre associé aux caractéristiques [13].

**La projection de caractéristiques.** Les méthodes de projection tentent de déterminer la meilleure combinaison des caractéristiques originales. Une méthode très utilisée est celle de l'analyse en composantes principales (ACP), qui est une méthode non supervisée puisque la projection des vecteurs de caractéristique ne nécessite pas d'attribuer une classe d'appartenance aux données [5].

### 3.2 Les principes de la classification

Le rôle de la classification est d'associer le vecteur de caractéristiques à des classes établies par un observateur extérieur. Pour pouvoir s'adapter à chaque individu, les classifieurs utilisent très souvent une phase d'apprentissage. Il faut aussi un échantillon de test pour lequel on connaît la classification correcte. On mesure alors le taux d'erreur, c-à-d la proportion de signaux mal classés sur cet échantillon. Cette mesure de performance permet également d'évaluer

l'extraction de caractéristiques. Un système sera performant si le temps d'actualisation du classifieur est peu important et si les caractéristiques qu'il utilise requièrent peu de calculs.

### 3.3 Comparaison de quelques méthodes

**Méthodes statistiques.** Elles consistent à affecter un vecteur de caractéristiques à la classe la plus proche. Ceci repose sur le choix d'une norme : norme euclidienne, de Mahalanobis et euclidienne transformée. La norme choisie dans [7] pour classer des mouvements préhensiles est celle de Mahalanobis qui tient compte des variances intra-classes. L'étude [16], en voulant classer 4 types de mouvements préhensiles à partir de 4 canaux de mesure, est parvenue à un taux de succès de 93%. La discrimination des mouvements de pincement et de prise latérale par rapport aux autres mouvements a été de plus de 99%. La discrimination des prises cylindriques et sphériques ont été par contre de seulement 90%, ce qui est dû à un plus grand chevauchement des groupes de vecteurs correspondant à ces 2 classes. Des taux de classification de seulement 72% ont été obtenus en voulant distinguer la saisie de grands ou petits objets cylindriques.

Le principal avantage de ces méthodes réside dans le fait que la vitesse d'apprentissage est beaucoup plus rapide que pour d'autres méthodes, comme les réseaux de neurones par exemple.

**Analyse discriminante linéaire.** Depuis que les électrodes sèches sont majoritairement utilisées, l'analyse discriminante linéaire est de moins en moins employée. Les signaux EMG mesurés avec ce type d'électrodes, plus difficiles à discriminer, nécessitent en effet d'avoir des règles de décision plus complexes.

Néanmoins, Englehart *et al.* ont récemment utilisé cette méthode pour classer 4 types de mouvements transitoires à partir de 2 canaux collectés au niveau du triceps et du biceps sur des personnes valides. Les caractéristiques extraites subissent une ACP. La méthode donne des résultats comparables à ceux obtenus avec un perceptron multi-couche, mais avec un temps d'apprentissage moins important. Le perceptron présente pourtant l'avantage de créer des frontières qui ne sont pas linéaires. Les bonnes performances de l'analyse discriminante linéaire sont expliquées par le fait que les caractéristiques dans le domaine temps-fréquence possèdent une grande dimension. Or, si cette dimension augmente, le degré

de non-linéarité des frontières entre les classes diminue [5].

**Perceptron multi-couche** Ces réseaux de neurones constituent la technique la plus employée dans la classification des signaux EMG [5, 2, 10, 14, 13]. Ils permettent d'obtenir des frontières entre les classes aussi complexes que nécessaires et donnent des résultats satisfaisants. Ainsi, Hudgins *et al.*, en voulant classer 4 mouvements de l'avant bras à partir de 2 canaux de mesure, ont obtenu un taux de classification de 91,2% avec des personnes valides et 85,5% avec des amputés [10].

**Fonctions à base radiale** Les réseaux à fonctions à bases radiales (RBF) sont des perceptrons multi-couches (PMC) particuliers. En comparant ce type de réseaux au PMC, Chaiyaratana *et al.* ont conclu que les RBF pouvaient donner de meilleurs résultats, avec un nombre réduit (8) de nœuds sur la couche cachée [2].

**Modèles ART** Vuskovic *et al.* utilisent un modèle ART particulier qui est un modèle ARTMAP flou simplifié. Avec ce type de méthode, la classification de 6 types de mouvements préhensiles à partir de 4 canaux de mesure pour des personnes valides a donné un taux de succès de 77,6%. La classification de 4 types de mouvements avec la même méthode a donné un résultat de 94,6%. Les résultats obtenus ont été nettement supérieurs à ceux obtenus avec un PMC du point de vue du taux de succès mais surtout au niveau de la vitesse d'apprentissage [17].

**Chaînes de Markov cachées.** Les chaînes de Markov cachées ont été utilisées dans [12] pour reconnaître 5 types de mouvements (haut, bas, gauche, droite, repos) à partir de signaux EMG. Ces mouvements simulaient ceux que l'on ferait à l'aide d'un joystick. Pour les reconnaître, 5 modèles sont utilisés simultanément, c-à-d un pour chaque geste. Le geste reconnu correspond au modèle qui possède la probabilité la plus importante de séquence d'observations. Ce système se révèle être très fiable pour contrôler le joystick virtuel : les mouvements droite et haut ont été reconnus dans 100% des cas et les mouvements gauche et bas dans 95% des cas, en utilisant 8 électrodes placées entre le poignet et le coude.

**Logique floue.** Des systèmes à base de logique floue ont déjà été utilisés pour classer les signaux EMG [3]. La logique floue possède l'avantage, par

rapport à d'autres méthodes de classification, de tolérer des contradictions dans les données et d'incorporer l'expérience d'experts médicaux. En comparant les résultats obtenus avec un PMC dans la reconnaissance de 4 mouvements de l'avant-bras à partir d'un canal de mesure, Chan *et al.* sont parvenus à un meilleur taux de classification (entre 80 et 97,5% suivant les sujets). De plus, ce système permet d'avoir des renseignements sur la distribution dans l'espace des caractéristiques et résiste mieux au surapprentissage [3].

**Apprentissage par renforcement.** Contrairement à l'apprentissage supervisé qui vise à modéliser une relation d'entrée/sortie donnée, l'apprentissage par renforcement cherche à faire émerger des comportements permettant d'atteindre un objectif, sans autre information qu'un signal scalaire. L'étude [18] a utilisé cette approche pour classifier des signaux EMG. Elle n'a toutefois pas été testée dans des conditions d'utilisation temps réel. Cette méthode d'apprentissage constitue une alternative intéressante aux méthodes d'apprentissage supervisé qui nécessitent d'avoir un signal correspondant à la sortie désirée. Or, il est quelquefois très difficile ou même impossible, dans le cas du contrôle de prothèse de bras ou de main, de fournir de tels signaux.

## 4 Améliorations des classifieurs

### 4.1 Adaptation temps réel

L'adaptation temps réel est l'aptitude à détecter rapidement des modifications des caractéristiques des signaux EMG.

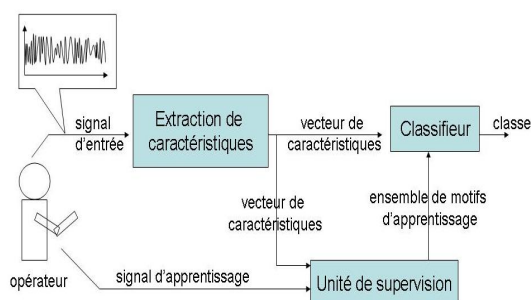


Figure 4 – Ajout d'une unité de supervision par rapport aux méthodes classiques.

Parmi les rares études qui aient pris en compte ce phénomène, on trouve les travaux [13], [14] et [15], qui utilisent une méthode d'*apprentissage en ligne*. Cette méthode d'apprentissage permet à l'opérateur

d'ajouter manuellement de nouveaux motifs d'apprentissage. Elle a été rendue possible par l'ajout d'une nouvelle unité appelée *unité de supervision* (fig. 4). Le rôle de cette unité est de générer des motifs d'apprentissage, qui seront ensuite utilisés par le classifieur, à partir de signaux que lui envoie l'opérateur. L'ajout manuel de motifs d'apprentissage est réalisé de manière pratique grâce à l'utilisation d'un ordinateur. Pour augmenter l'adaptation temps réel, un procédé d'élimination automatique a été développé. Ce procédé permet d'éviter un mauvais comportement du classifieur dû à des données d'apprentissage qui ne sont plus utilisées à cause de modifications survenues chez l'opérateur.

Tous ces mécanismes, mis en œuvre au niveau de l'unité de supervision, ont permis d'améliorer l'aptitude du système pour s'adapter aux modifications des signaux intervenant au cours du temps.

### 4.2 Evaluation de l'opérateur

Il est très difficile de juger, en cas de performance insuffisante, si les résultats sont dus au classifieur ou à l'opérateur lui-même. Un test d'aptitude a donc été proposé [13]. Ce test est effectué une fois que l'on considère que l'apprentissage du classifieur a été terminé. Il consiste à faire effectuer par un individu des exercices affichés sur un écran. Un dispositif collecte les sorties générées par les signaux EMG et les compare avec les sorties attendues.

En outre, une évaluation des compétences de l'opérateur a été effectuée dans [15]. Elle repose sur la notion de *répétabilité*, c-à-d sur la faculté de pouvoir répéter de manière identique un mouvement. Pour évaluer la répétabilité, la complexité des nuages de points appartenant à une même classe est mesurée dans l'espace des caractéristiques. Au début du processus d'apprentissage, les nuages de points sont très dispersés à cause d'une faible répétition des données, pour être ensuite regroupés dans des régions précises de l'espace. Une mesure a été également définie pour décider de la fin de l'apprentissage.

## 5 Conclusion

Nous avons vu que plusieurs méthodes sont successivement appliquées aux signaux EMG pour qu'ils puissent être interprétés. Une étape importante consiste ainsi à extraire les caractéristiques les plus discriminantes. Puis, divers types de classifieurs peuvent être utilisés, chacune présentant des avan-

tages et des inconvénients. Aucune ne remporte pour l'instant l'unanimité.

L'objectif du travail consiste à choisir un mécanisme d'apprentissage fiable et rapide, de manière à être adapté à la commande d'une prothèse de main. L'utilisation de la logique floue, possédant une phase d'apprentissage courte et étant interprétable par un observateur, permet de répondre à ces exigences. Ce travail est réalisé à l'Irisa en collaboration avec l'institut Max Plank, à Magdebourg, pour l'acquisition et le prétraitement des signaux EMG et avec le laboratoire Liris (Université de Versailles-Saint Quentin) pour la simulation de la main artificielle.

## Références

- [1] R. Boostani, M.H. Moradi, "Evaluation of the Forearm EMG Signal Features for the Control of a Prosthesis Hand", *Physiol. Meas.*, mars 2003.
- [2] N. Chaiyaratana, A.M.S. Zalzal, D. Datta, "Myoelectric Signals Pattern recognition for Intelligent Functional Operation of Upper-Limb Prosthesis", 1st Euro. Conf. Disability, Virtual Reality & Assoc. Tech, 1996.
- [3] F.H.Y. Chan, Y.-S. Yang, F.K. Lam, Y.-T. Zhang, P.A. Parker, "Fuzzy EMG Classification for Prosthesis Control", *IEEE Trans. on Rehabilitation Engineering*, Vol. 8, No. 3, sep. 2000.
- [4] C.J. De Luca, P. Bonato, S.H. Roy, "EMG-Based Approach to Identifying Functional Motor Activities", *GCMAS 7th annual meeting*, 2002.
- [5] K. Englehart, B. Hudgins, P.A. Parker, M. Stevenson, "Classification of the Myoelectric Signal using Time-Frequency Based Representations", *Medical Engineering and Physics*, 1999.
- [6] L. Eriksson, F. Sebelius, C. Balkenius, "Neural Control of a Virtual Prosthesis", *ICANN8*, 1998.
- [7] S. Ferguson, G.R. Dunlop, "Grasp Recognition from Myoelectric Signals, Australasian Conf. on Robotics & Automation, 2002.
- [8] J.F.M. Franca, R.L. Ortolan, F.L. Cunha, V.I. Dannikov, A. Cliquet Jr., "Specific Control System for an Anthropomorphic Myoelectric Hand Prosthesis", *Nonlinear Dynamics, Chaos, Control and their Application*, Vol. 6, 2002.
- [9] H.-P. Huang, Y.-H. Liu, C.-S. Wong, "Automatic EMG Feature Evaluation for Controlling a Prosthesis Hand Using a Supervised Feature Mining Method: An Intelligent Approach", *IEEE Int. Conf. on Robotics & Automation*, 2003.
- [10] B. Hudgin, P.A. Parker, R.N. Scott, "A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control", *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, Vol. 40, No. 1, jan. 1993.
- [11] I. Iordanova, V. Rialle, A. Vila, "Use of Unsupervised Neural Networks for Classification Tasks in Electromyography", *14th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society*, 1992.
- [12] C. Jorgensen, K. Wheeler, S. Stepniewski, "Bioelectric Control of a 757 Class High Fidelity Aircraft Simulation", 2000.
- [13] D. Nishikawa, "Studies on Electromyogram to Motion Classifier", *PhD Thesis, Hokkaido University*, nov. 2001.
- [14] D. Nishikawa, Y. Ishikawa, W. Yu, M. Maruishi, I. Watanabe, H. Yokoi, Y. Mano, Y. Kakazu, "On-line Learning Based EMG Prosthetic Hand", *The XIII Congress of International Society of Electrophysiology and Kinesiology*, 2000.
- [15] D. Nishikawa, W. Yu, M. Maruishi, I. Watanabe, H. Yokoi, Y. Mano, Y. Kakazu, "On-line Learning Based Electromyogram to Forearm Motion Classifier with Motor Skill Evaluation", *JSME Int. Journal*, Vol. 43, No 4, dec. 2000.
- [16] "Neuromuscular Multifunctional Hand Control", *Tech. Report, Robotics and Neural Networks Laboratory, Department of Computer Science, San Diego State University*, 2002.
- [17] M. Vuskovic, S. Du, "Classification of Prehensile EMG Patterns With Simplified Fuzzy ARTMAP Networks", *Int. Joint Conf. on Neural Networks*, 2002.
- [18] W. Yu, H. Yokoi, D. Nishikawa, "Adaptive Electromyographic(EMG) Prosthetic Hand Control Using Reinforcement Learning", *Intelligent Engineering Systems through Artificial Neural Network*, C.H. Dagli et al. Eds, 1997.